

## 研究助成実施報告書

助成実施年度	2020 年度
研究課題（タイトル）	豪雨時の渡河橋梁被害の危険度評価に関する北海道モデルの構築
研究者名※	磯部 公一
所属組織※	北海道大学大学院 工学研究院 准教授
研究種別	研究助成
研究分野	都市計画、都市景観
助成金額	150 万円
発表論文等	

※研究者名、所属組織は申請当時の名称となります。

( ) は、報告書提出時所属先。

# 大林財団 2020 年度研究助成実施報告書

所属機関名 北海道大学大学院  
申請者氏名 磯部公一

研究課題	豪雨時の渡河橋梁被害の危険度評価に関する北海道モデルの構築
(概要)	
<p>本研究では、過去に北海道で発生した記録的豪雨による渡河橋梁直接基礎の洗掘被害事例に着目し、国土交通省北海道開発局および北海道建設部より提供を受けた橋梁台帳、点検調書データに基づき、直接基礎橋脚の洗掘被害状況とその被害要因（河川・地質・橋梁構造的素因）を統合したデータベースを作成し、統計的手法による渡河橋梁直接基礎の洗掘に対する危険度評価を実施した。これまでの研究成果に立脚し、上記の河床洗掘による橋梁本体の損傷に加え、北海道で顕著に見られた橋台背面地盤の侵食被害にも適用範囲を広げ、豪雨時あるいは融雪時の橋梁被害に対する危険度評価手法の開発を行う。特に、機械学習による土砂災害危険度評価に基づいて、異常出水時の土砂供給、流木発生ポテンシャルを流域ごとに評価し、橋脚被害の素因に加え、危険度評価手法の高精度化を試みた。</p>	

1. 研究の目的
<p>近年、降雨傾向が変化し日本各地で豪雨災害が頻発している。北海道でも平成 28 年 8 月に台風 10 号をはじめ複数の台風が相次いで上陸し、道内各地で河川の氾濫、土砂災害が発生した。この事例では、異常出水により渡河橋梁の橋脚・橋台背面の洗掘・侵食被害が発生し、橋脚の沈下や落橋といった被害が複数報告された。洗掘・侵食被害は翌年以降も発生しており、今後も増加することが予想されている。そのため、将来被害を受ける可能性の高い橋梁を予測し、適切な対策を施すことで被害を低減させる仕組みづくりが求められている。本研究では、先行研究<sup>1)~4)</sup>を踏まえ、研究の対象を橋脚基礎の洗掘被害に加えて、北海道で顕著にみられた橋台背面地盤の侵食被害があった橋梁にも広げる。また、対象橋梁を国道道路橋に加え道道道路橋にまで拡大し、異常出水時の被害情報や被害要因などを地域、行政単位で統合的に整備する。さらに、これを用いて機械学習による橋梁の洗掘・侵食被害に対する危険度予測を行い、その評価精度の向上を図るとともに、将来的に橋梁被害発生 of 潜在的危険性を有する橋梁の抽出を目指した。</p>

2. 研究の経過
2. 1 研究対象
<p>データ収集の対象は、平成 28 年 8 月に発生した北海道豪雨で橋梁被害が多数報告された十勝地方の道道道路橋と国道道路橋、上川地方の道道道路橋とした。データベース整備した橋梁は、十勝の道道道路橋が 548 橋（うち被害あり 12 橋）、国道道路橋が 199 橋（うち被害あり 7 橋）、上</p>

川の道道道路橋が 494 橋（うち被害あり 3 橋）である（図-1）．一般に洗掘が起こりやすいのは直接基礎で支持される橋梁であるが，橋台背面に侵食を受けた橋梁の中には直接基礎以外の基礎形式で支持される橋梁が複数見られた．そのため，本研究では直接基礎以外の基礎形式の橋梁も対象に含み，分析を行った．橋梁の被害履歴は，北海道開発局と北海道庁建設部から平成 28 年 8 月豪雨に関する被害状況資料の提供を受けて情報を収集した．

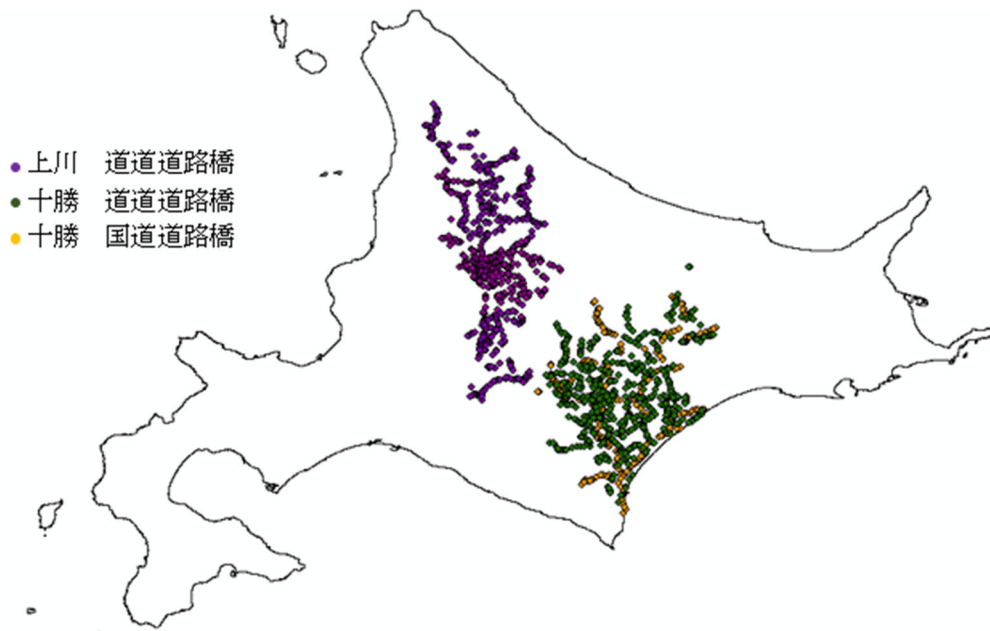


図-1 対象橋梁の分布

## 2. 2 データベース作成

洗掘・橋台背面侵食現象の要因は大きく誘因と素因に分けられる．誘因とは洗掘・橋台背面侵食を直接引き起こすきっかけのことを指し，豪雨や融雪に伴う河川の増水が挙げられる．素因とは，その橋梁が洗掘・橋台背面侵食の被害リスクとして持ち合わせている潜在的な性質的な要因のことを指す．しかし，異常出水時に流量や水位といった誘因情報を橋梁架設地点ごとに収集することは困難と考えられるため，本研究では平時から収集可能な素因に注目して情報収集を進めた．素因は大きく分けて地形的素因と地質的素因，橋梁構造的素因の 3 つに分類され，既往研究<sup>5), 6)</sup>と広域でのデータの入手性を考慮し，表-1 の 10 つを使用した．

表-1 使用する素因の一覧

分類	具体的な素因
(A) 河川地形的素因	川幅、曲率半径、河床勾配、集水面積
(B) 地質的素因	表層地質
(C) 構造的素因	交差角、橋長、径間数、竣工年、河積阻害率

本研究では素因の情報収集や分析に地理情報システム (GIS: Geographic Information System, ERIS ジャパンの ArcGIS 10.7.1)) を利用した．GIS では地理的情報をもとにコンピュータの地図上に視覚的に情報を表示し，データ抽出や分析を効率よく行うことができる．使用した素因のうち

地形的素因と地質的素因および橋梁構造的素因の河川と橋梁の交差角についてはArcGISを用いてデータ取得を行い、交差角を除く橋梁構造的素因は国土交通省北海道開発局、北海道庁建設部から橋梁台帳、橋梁一般図の提供を受けて整備した。また、地理情報は国土地理院基盤地図ダウンロードサービス<sup>7)</sup>が提供する数値標高データ、水涯線データ、道路縁データ、国土交通省政策局国土情報課<sup>8)</sup>が提供する地質データを使用した。

川幅は、GISの計測ツールを使用して水涯線の橋梁架設地点での幅を読み取った。曲率半径川幅比は、付属する作画ツールで架設部付近の河道の近似円を作成し、近似円の半径と河道とした。河床勾配数値標高モデル(DEM)データをラスターデータに変換して使用した。架設地点の上下流の河道に沿って距離と方向を計測し、標高差を距離で除して算出した。集水面積は同義である流域面積が洗掘の誘因である流量と非常に関係のあるパラメータであることと、流量情報は収集が難しいことを考慮して河川の水工学的な特性を反映するパラメータとして採用している。本研究では先行研究<sup>1)~4)</sup>と同じ方法で算出した。

表層地質の情報抽出には、国土交通省国土政策局国土情報課が国土情報として公開している20万分の1土地分類基本調査のうちの地質データを使用し収集した。

竣工年、橋長、径間数、河積阻害率は、先述のとおり、行政から情報提供を受け、整備した。橋脚と河道の交差角(橋脚交差角)は、図-2に角度 $\theta$ で示した橋脚長軸方向と濬筋の方向の交角を指す。本研究では、まず、橋軸と河道の交差角(橋軸交差角)を求め、濬筋との差を橋脚交差角(以後、交差角)として算出した。河積阻害率は、「橋脚幅/高水位時川幅(H.W.L)」で定義される、河川構造令上、遵守しなければならない項目の一つである(図-3)。河川管理施設等構造令第62条<sup>9)</sup>によると、橋梁設計時には原則として河積阻害率を5%以内に収めるよう定められている。一般的に、河積阻害率が大きいほど水流に乱れを生じやすく、橋脚洗掘の進行が助長されることが知られているが、橋梁台帳や一般図等に河積阻害率の記載がなく、また個々の河川地形や橋梁構造が異なることから一様に河積阻害率を算出する方法もないことから、各行政から提供を受けた橋梁一般図を基に、各橋梁に対して手作業で橋脚幅、およびH.W.Lを計測し、河積阻害率を算出した。

北海道庁建設部土木局道路課の資料「平成28年8月豪雨等による道道被災状況」によると、洗掘被害には大きく分けて、橋脚基礎が洗掘されるパターンと橋台背面が侵食されるパターンの2つに分類されている。前者は、橋脚基礎周辺が激しく洗掘・侵食され、橋脚の沈下や橋台のたわみが発生した。後者は、橋台背面の侵食によって道路の一部もしくは全幅の崩壊が発生した。どちらの被害形態も発生すれば甚大な被害を引き起こしたが、被害形態によって施すべき対策も異なることから、本研究では被害形態別にデータベースを整備した。分析対象地域ごとに、それぞれの被害形態数を表-2に示す。

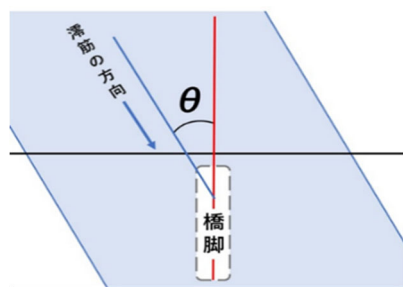


図-2 橋脚と河道の交差角

表-2 橋梁の被害形態分類と被害橋梁数

道路	橋脚基礎の洗掘	橋台背面の侵食
十勝道道道路橋	2	10
十勝国道道路橋	2	5
上川道道道路橋	0	3

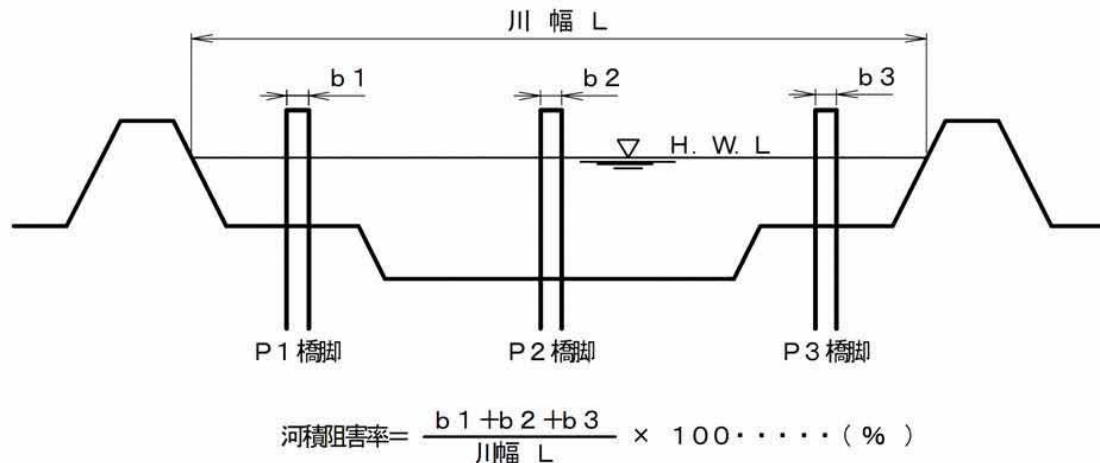


図-3 河積阻害率

### 2. 3 素因の分布傾向

本研究では分類学習を行うため、教師データの目的変数と説明変数のカテゴリ分けを行う必要がある。本研究では、定性的な素因と定量的な素因の両方に対してカテゴリ分類を行った。表-3 に各説明変数のカテゴリ分類表を示す。なお、先述のとおり、曲率半径と集水面積は、河川規模を反映するために川幅で除した値を採用した。機械学習に先立ち、以下で、各説明変数のカテゴリ頻度の集計結果（図-4 から図-13）を基に、素因の分布傾向や被害傾向を考察した。

川幅では、被害あり、被害なしともに 15 m 未満に分布が集中した。曲率半径川幅比では、一般に湾曲部とされる 10 未満や 10~20 に被害橋梁が集中した。また、十勝と上川の道道道路橋は、市街地の用水路のような直線の河川に多数架設されているため直線に分布が多かった。集水面積川幅比では、50,000 未満に分布が集中した。また、一般的な河川の河床勾配は、海に近い下流部で 0.02~0.1%、中流部で 0.1~1%、山間部などの上流部で 1 以上とされ、被害を受けた橋梁の 6 割以上が山間部などの勾配の大きな場所に位置していた。

表層地質では、多くの被害橋梁が礫・砂・粘土に分布した。河床部の材料が粘土であるとは考えにくいいため、砂あるいは礫が河床部の地質と考えられる。

竣工年では、1960~2000 以降にかけて被害橋梁が広く分布したが、橋脚基礎が洗掘された橋梁は 1960~1970 に 2 件、1970~1980 に 1 件、1990~2000 に 1 件であった。これは、1976 年に制定された「河川管理施設等構造令」<sup>9)</sup>において、ダムや橋梁などの河川構造物について河川管理上必要とされる技術基準が定められ、橋脚基礎の根入れ深さについても一定の基準が設けられたことが、1980 年以降に橋脚基礎の洗掘被害が少ない理由として考えられる。橋長では、50 m 未満に分布が集中した。径間数では、被害の多くは径間数 1 に集中する一方で、十勝国道道路橋の被害橋梁は 3~5 に分布が集中した。交差角では、全体的に 0~30° に分布が集中した。河積阻害率は、0~1% に多く分布しているが、これは前述の河積阻害率の定義より橋脚が存在しない（径間数が 1）場合では河積阻害率を 0% と評価するためである。また、国道道路橋と 2 地域の道道道路橋とを比較すると、国道道路橋の方が河積阻害率 5% 以上の割合が高いことが窺える。

表-3 素因の 카테고리分類

素因	分類	カテゴリー	素因	分類	カテゴリー
川幅[m]	~15	1	橋長[m]	~50	1
	15~30	2		50~100	2
	30~45	3		100~150	3
	45~60	4		150~200	4
	60~	5		200~	5
曲率半径川幅比	~10	1	径間数	1	1
	10~20	2		2	2
	20~30	3		3~5	3
	30~40	4		6~10	4
	40~	5		11~	5
	直線	6	竣工年	~1960	1
集水面積川幅比 [メッシュ/m]	~50000	1		1960~1970	2
	50000~100000	2		1970~1980	3
	100000~150000	3		1980~1990	4
	150000~200000	4		1990~2000	5
	200000~	5		2000~	6
河床勾配[%]	~0.5	1	橋脚と河川の交差角[°]	0~30	1
	0.5~1	2		30~45	2
	1~1.5	3		45~60	3
	1.5~2	4		60~75	4
	2~2.5	5		75~	5
	2.5~	6	河積阻害率[%]	0~1	1
表層地質	礫・砂・粘土	1		1~2	2
	堆積岩	2		2~3	3
	火成岩	3		3~4	4
	変成岩	4		4~5	5
	火山碎屑物	5		5~	6
	その他	6			

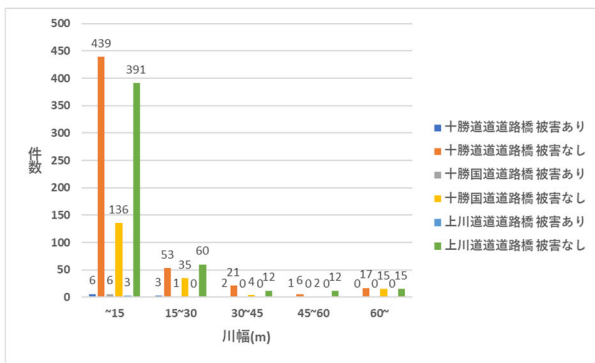


図-4 川幅のヒストグラム

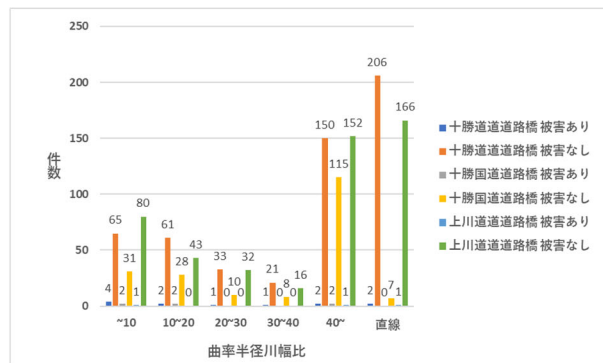


図-5 曲率半径川幅比のヒストグラム

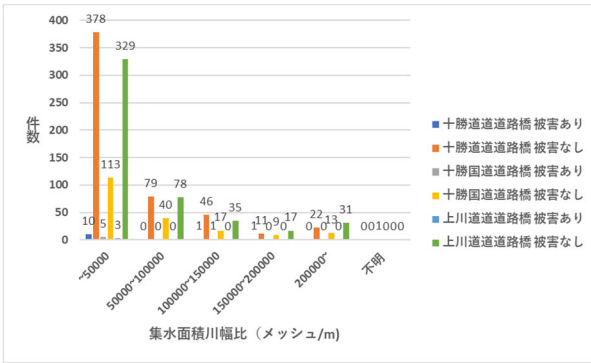


図-6 集水面積川幅比のヒストグラム

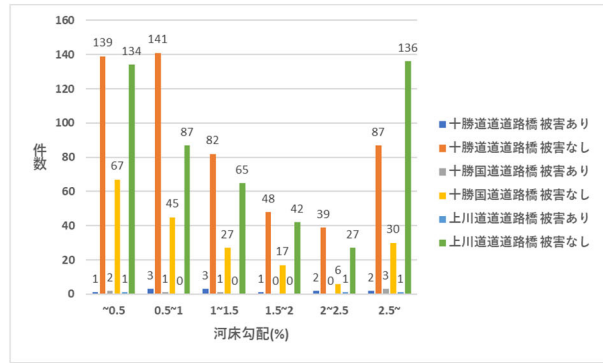


図-7 河床勾配のヒストグラム

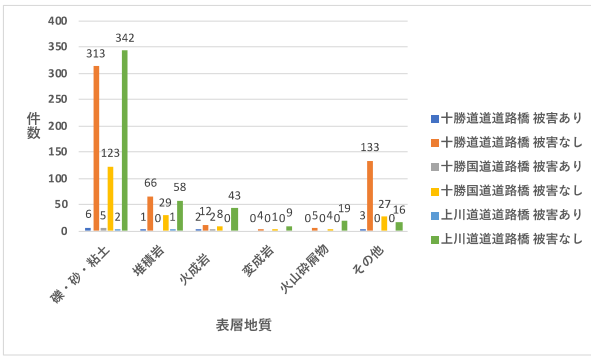


図-8 表層地質のヒストグラム

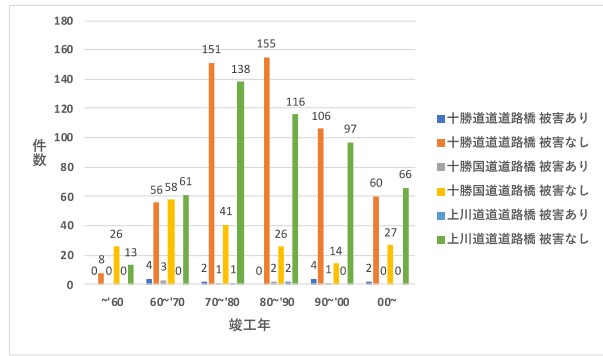


図-9 竣工年のヒストグラム

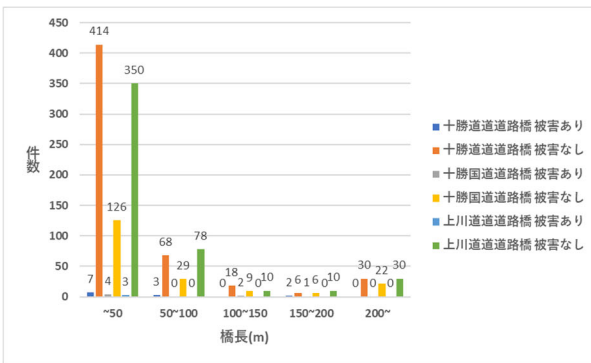


図-10 橋長のヒストグラム

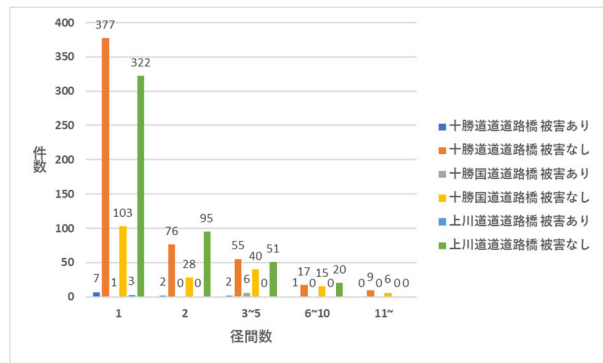


図-11 径間数のヒストグラム

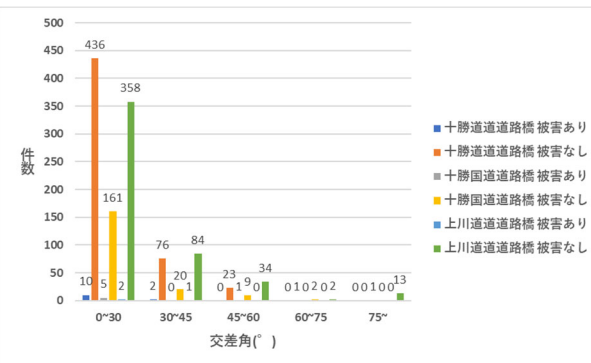


図-12 交差角のヒストグラム

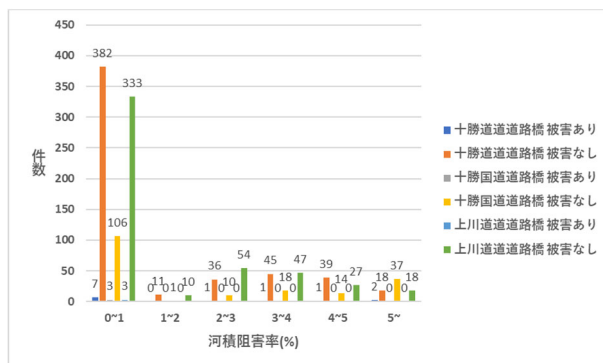


図-13 河積阻害率のヒストグラム

## 2. 4 機械学習手法

機械学習は大きく分けて、入力データと出力データで学習を行い、新たなデータ出力を合理的

に予測する教師あり学習と、入力データからデータに内在する隠れたパターンや固有の構造を見つけ、データ出力を予測する教師なし学習の 2 つに分類される。本研究では、将来的な橋梁被害発生潜在的危険性を有する橋梁の抽出を目指すことから、教師あり学習を用いて分析を進めた。教師あり学習は、分類手法と回帰手法に分けられ、分類手法ではデータをカテゴリーに分類するための学習を行う一方で、回帰手法では連続的な応答を数値で予測する。本研究では、橋梁データの被害あり、被害なしのカテゴリー分けを行うために、分類手法を使用した。

機械学習には様々なアルゴリズムが存在し、どのアルゴリズムを使用すべきか学習前に判断することは難しいため、複数のアルゴリズムを使用し結果を比較して最適なものを選択することとした。本研究では、MathWorks 社の MATLAB に搭載されている分類学習器アプリを使用して機械学習を行った。今回は、分類学習器の異なるアルゴリズムから、決定木（複雑な木）、判別分析（線形判別）、SVM（細かいガウスの SVM）、KNN（細かい KNN）、アンサンブル学習（ブースティング木）の 5 種類を使用した。本研究では、正答率、見逃し（偽陰性）率、空振り（偽陽性）率を算出し、比較を行った。ここで、見逃しは被害ありの橋梁を被害なしと予測することを指し、空振りは被害なしの橋梁を被害ありと予測することを指す。予測結果を実現場に適用する場合、見逃し率を低く抑える必要があるが、空振り事例は将来洗掘・侵食が発生する潜在性を有する注意橋梁を抽出している可能性もあるため、高い見逃し率はある程度許容することとした。

モデルの作成には、先述の整備したデータベースから、被害あり橋梁と被害なし橋梁を同数ずつランダムに選択し、教師データとして用いた。本研究では、被害あり橋梁が被害なし橋梁に比べ、データ数が非常に少ない。これを解決するために、SMOTE<sup>10</sup>と呼ばれるオーバーサンプリング手法を用いた。この手法は k 最近傍法を基にしたアルゴリズムであり、任意の正例を指定し、類似度計算により最近傍の他の正例を特定した後に、その二点を結ぶ直線状に新たな正例を作成し、これを繰り返すことでデータを嵩増しする手法である。本研究では、SMOTE によって被害あり件数を被害なし件数と同数程度にまで増やした。また、教師データをランダムに選択する過程で選ばれたデータに偏りが生じる可能性があることから、本研究ではこの過程を 5 回繰り返し、各回で得られた結果の平均値で各モデルの性能を評価した。

#### 【参考文献】

- 1) 太田凌平, 磯部公一, 江川拓也: 素因の統計的分析による豪雨時の渡河橋梁直接基礎の洗掘沈下危険度評価, 地盤工学会北海道支部技術報告集, No. 59, pp. 233-242, 2019.
- 2) 磯部公一, 清水公陽, 江川拓也, 角田富士夫, 藤田和成, 太田凌平: 災害履歴と地形・地質情報に基づく既設渡河橋梁直接基礎の洗掘危険度評価, 土木学会第 73 回年次学術講演会Ⅲ-275, 2020.
- 3) 渡邊櫻子, 磯部公一, 江川拓也, 角田富士夫, 藤田和成: 既設渡河橋梁の異常出水による基礎洗掘・橋台背面地盤侵食に対する潜在的危険性評価, 地盤工学会北海道支部技術報告集, 第 61 号, pp. 65-74, 2021.
- 4) 磯部公一, 渡邊櫻子, 江川拓也, 角田富士夫, 藤田和成: 設渡河橋梁の豪雨による洗掘・橋台背面地盤侵食に対する潜在的危険性評価, 第 56 回地盤工学研究発表会講演集, 13-10-5-03, 2021.
- 5) 佐溝昌彦, 渡邊諭, 杉山友康, 岡田勝也: 統計的手法による鉄道橋梁の増水時における被災注意橋脚抽出法, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 69, No. 3, pp. 237-249, 2013.
- 6) 藤田智弘, 七澤利明, 佐々木惇郎: 洗掘被害を受けやすい既設橋梁の抽出への線形判別分析の適



用, 土木技術資料, Vol. 61, No. 11, pp. 36-39, 2019.

- 7) 国土地理院: 基盤地図情報ダウンロードサービス, <http://fgd.gsi.go.jp/download/menu.php>
- 8) 国土交通省: 国土数値情報ダウンロードサービス, <http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/>
- 9) 河川管理施設等構造令研究会, 日本河川協会: 解説・河川管理施設等構造令, 山海堂, 1978.
- 10) Chawla, N., V., Bowyer, K., W., Hall, L., O. and Kegelmeyer, W. P.: SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique, Journal of Artificial Intelligence Research 16, pp. 321-357, 2002.

### 3. 研究の成果

#### 3. 1 各行政管轄橋梁データに対する機械学習の適用結果

初めに最も被害件数が多かった十勝道道道路橋データを教師データとしてモデルを作成し、十勝全域の道道道路橋データに対して危険度予測を行った。十勝道道道路橋データ数の内訳は、被害あり橋梁 12 橋、被害なし橋梁 536 橋である。機械学習によって得られた結果を表-4 に示す。線形判別を除いた学習手法では正答率が 90%を超える結果となった。線形判別では空振り率が 20%を超えた。細かい KNN では見逃し率が他の学習方法と比べて高い結果となったが、複雑な木、細かいガウスの SVM では見逃し率が 0%と非常に精度の高い予測ができた。

次に、十勝国道道路橋データを教師データとしてモデルを作成し、十勝国道道路橋データに対し洗掘被害予測を行った。十勝国道道路橋のデータの内訳は、被害あり件数 7 件、被害なし件数 192 件であり、SMOTE を用いて被害あり件数を 25 倍に増やし、モデルを作成した。結果を表-4 に示す。十勝国道道路橋においても、全体正答率では線形判別を除き 90%を超える高精度な評価結果を得た。また、バギング木では見逃し率 0%となった。十勝道道道路橋の結果と比較すると、全体的に同様の結果を得られた。

表-4 十勝道道道路橋データを用いた結果

学習手法	全体正答率[%]	見逃し率[%]	空振り率[%]
複雑な木	99.30	0.00	0.70
線形判別	74.45	0.75	24.80
細かいガウスの SVM	98.18	0.00	1.82
細かい KNN	92.15	1.82	6.02
バギング木	95.44	0.18	4.38

表-5 十勝国道道路橋データを教師データに用いた予測結果

学習手法	全体正答率[%]	見逃し率[%]	空振り率[%]
複雑な木	93.96	0.51	5.53
線形判別	79.90	1.01	19.09
細かいガウスの SVM	99.49	0.51	0.00
細かい KNN	95.98	0.51	3.52
バギング木	99.00	0.00	1.00

続いて、上川道道道路橋データを教師データとしてモデルを作成し、上川道道道路橋データに対して洗掘被害予測を行った。上川道道道路橋のデータの内訳は、被害あり件数 3 件、被害なし件数 491 件であり、SMOTE を用いて被害あり件数を 160 倍に増やしモデルを作成した。結果を表-4 に示す。上記の 2 例と同様に、線形判別を除き全体正答率が 90%を超え、非常に精度の高い結果を得た。特筆すべきは、全ての学習手法で見逃し率が 0%であり、上述の結果と比較しても一見極めて高い精度ととらえることもできるが、被害件数の偏りによる過学習の恐れも懸念されることから、取り扱いには注意が必要である。

上記 3 事例に対し、MATLAB の Relief F アルゴリズムを使用して、各素因の寄与度を検証した。当アルゴリズムでは、k 最近傍法に基づき、目的変数（被害の有無）に対する説明変数（素因）のランクと重みを算出することができる。算出した影響度を 0~1 に正規化したものを図-14~図-15 に示す。全事例で集水面積川幅比の影響度が最も低い結果となったものの、その他の素因では地域や行政の違いによる影響度の結果にはばらつきが見られ、共通した特徴は見出せなかった。

表-6 上川道道道路橋データを教師データに用いた予測結果

学習手法	全体正答率[%]	見逃し率[%]	空振り率[%]
複雑な木	97.17	0.00	2.83
線形判別	60.32	0.00	39.68
細かいガウスの SVM	94.74	0.00	5.26
細かい KNN	93.72	0.00	6.28
バギング木	97.77	0.00	2.23



図-14 十勝道道道路橋の各素因影響度

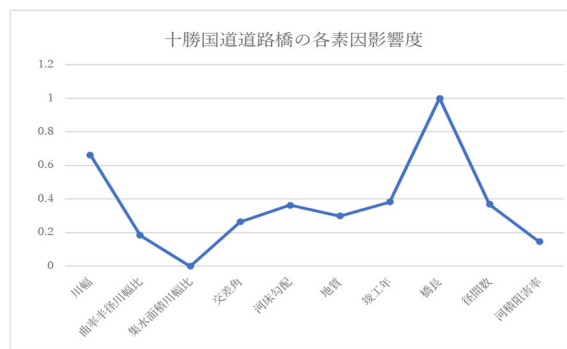


図-15 十勝国道道路橋の各素因影響度

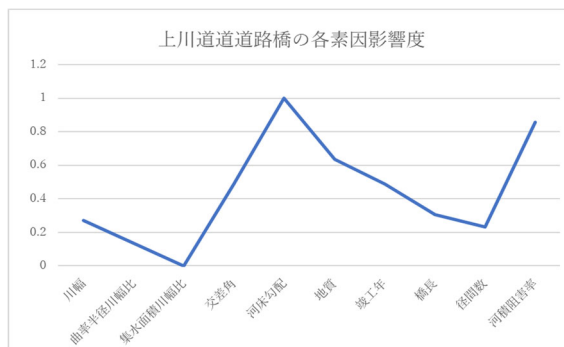


図-16 上川道道道路橋の各素因影響度

### 3. 2 モデルの他地域への適応性の検証

次に、作成したモデルの他地域への適応性を検証するために、3. 1で作成したモデルを用い、上川全域の道道道路橋に対して危険度予測を行った。その結果を表-7に示す。上記の結果と比較して、全体の正答率はわずかに減少傾向を示したが、線形判別を除く他の学習手法では90%程度となり、既往の研究結果<sup>3), 4)</sup>と比較して大幅に全体正答率、見逃し率が改善された。その理由は現状明らかではないが、素因情報として新たに追加した河積阻害率の効果が確認できた。これにより、地域性を排除したより汎用的な学習モデルの構築の可能性が示唆される。

表-7 上川地域への適応性検証結果

学習手法	全体正答率[%]	見逃し率[%]	空振り率[%]
複雑な木	93.12	0.61	6.28
線形判別	66.80	0.20	33.00
細かいガウスのSVM	93.52	0.61	5.87
細かいKNN	92.11	0.61	7.29
バギング木	92.51	0.61	6.88

### 3. 3 モデルの同地域内の他行政機関管轄橋梁データへの適応性の検証

同地域内における別の行政機関が管理する道路橋への適応性を検証した。十勝地方の道道道路橋と国道道路橋はその多くが十勝川水系に位置している。3. 1で作成したモデルを用いて十勝全域の国道道路橋データに対して危険度予測を行った。その結果を表-8に示す。本検討においても、上記の結果と比較して、全体の正答率はわずかに減少傾向を示したものの、線形判別を除く他の学習手法では90%程度となり、既往の研究結果<sup>3), 4)</sup>と比較して大幅に全体正答率、見逃し率が改善された。その理由は現状明らかではないが、素因情報として新たに追加した河積阻害率の効果が確認できた。これにより、地域性を排除したより汎用的な学習モデルの構築の可能性が示唆される。

表-8 十勝道道道路橋データを教師データとした十勝国道道路橋データの予測結果

学習手法	全体正答率[%]	見逃し率[%]	空振り率[%]
複雑な木	92.96	1.01	6.03
線形判別	66.83	0.51	32.66
細かいガウスのSVM	98.49	0.00	1.51
細かいKNN	90.95	0.51	8.54
バギング木	94.47	0.51	5.52

### 3. 4 被害形態別の解析結果

ここでは、先述の被害形態分類によって、被害橋梁データを橋脚基礎が洗掘を受けるパターンと橋台背面が侵食を受けるパターンに分け、それぞれ十勝全域の道道道路橋データに対して危険

度予測を行った。被害形態別の分析により被害注意橋梁の抽出や特徴の把握が可能となれば、早期に対策を講じることができる。本検討には、十勝道道道路橋のデータを使用した。全 548 橋のうち橋脚基礎が洗掘された事例は 5 橋、橋台背面が侵食された事例は 7 橋であり、被害形態別にモデルを作成した。得られた結果を表-9 と表-10 に示す。線形判別法を除いて、どちらの被害形態も全体正答率は 85%以上となり、見逃し率も低い結果となった。以上より、一定の精度で被害形態別の危険度予測ができることが分かった。

表-9 橋脚基礎の洗掘被害に対する評価結果

学習手法	全体正答率[%]	見逃し率[%]	空振り率[%]
複雑な木	100.00	0.00	0.00
線形判別	83.55	0.00	16.45
細かいガウスの SVM	87.80	0.00	12.20
細かい KNN	100.00	0.00	0.00
バギング木	99.63	0.18	0.18

表-10 橋台背面地盤の侵食被害に対する評価結果

学習手法	全体正答率[%]	見逃し率[%]	空振り率[%]
複雑な木	98.90	0.00	1.10
線形判別	66.30	0.18	33.52
細かいガウスの SVM	98.16	0.00	1.84
細かい KNN	98.71	0.00	1.29
バギング木	95.68	0.00	4.42

### 3. 5 考察

河積阻害率の影響度に着目すると、各事例における法則性、共通性は見出せず、洗掘被害予測結果に大きく寄与しているとは言い難い結果となった。角田らによる報告<sup>11)</sup>によると、河積阻害率が橋脚基礎洗掘被害予測結果にあまり影響を及ぼさないとされており、本研究で得られた河積阻害率に関する影響度の結果は概ね妥当と判断できるが、その一方で、先述の「径間数」と「河積阻害率」のヒストグラムに着目すると、どちらもカテゴリー1 に大半の橋梁が集中しており、径間数および河積阻害率の大きな橋梁数は相対的に少ないがわかる。これは、河積阻害率の定義上、径間数1 の橋梁は基本的に河積阻害率0%となるため、被災した橋梁が径間数1 の場合、被災率と河積阻害率の相関性が低くなることを意味する。図-17 に十勝国道道路橋における河積阻害率と被災率の関係を整理すると、明らかに河積阻害率が5%を超えると被災率が上昇傾向にあることから、河積阻害率を素因として導入する場合、径間数1 の橋梁を除いた橋梁を対象を限定するなどの工夫を施すことにより、更なる予測精度向上が期待できる。これにより、河積阻害率を導入による汎化性能の向上への影響についても更なる見解が得られる可能性がある。

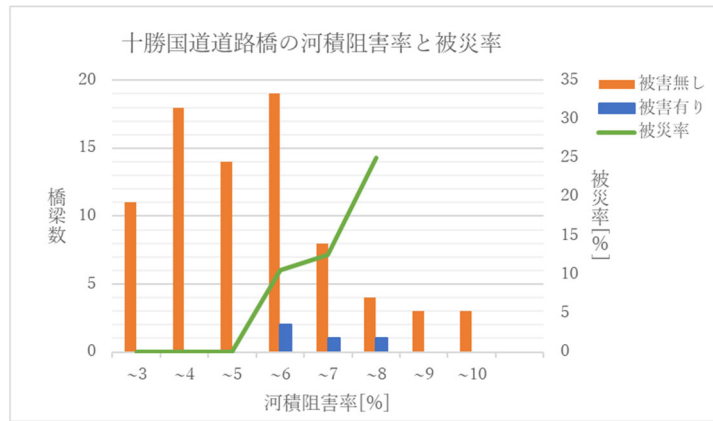


図-17 十勝国道道路橋の河積阻害率と被災率の関係

### 3. 6 流木発生ポテンシャルの推定

次に、機械学習を用いて斜面災害の危険度予測を行い、この結果に基づき、矢野らが提案した流木発生ポテンシャル<sup>12)</sup>を推定し、橋梁ごとの流木災害リスクの評価を試みた。

#### 3. 6. 1 対象地域

本研究における解析対象地は、上記と同じ、北海道中東部の帯広市に広がる十勝川流域である。当該地域の地理情報をデータベース化し、斜面災害の危険度予測のための機械学習用データとする。斜面災害は、降雨などの被害を起こす原因となる誘因と、地形や地質的特徴である素因が複雑に関係して発生する。本研究では、斜面災害の素因として考えられるデータを、先述と同様に基盤地図情報ダウンロードサービスや国土数値情報から使用した。使用する素因は、標高、傾斜角度、傾斜方向をはじめとする14個とする。定量データである地形情報は、DEMデータを使用し、ArcGISにより整理した。定性的データである地質区分は土地分類基本調査を使用した。流木発生ポテンシャルの算出にはDEMデータから必要情報をArcGISで作成した。

#### 3. 6. 2 機械学習手法

本研究では、斜面災害発生の有無を目的変数とするため、教師あり学習で解析を行う。採用したモデルは、バギング、k近傍法、決定木、線形判別、スタッキング、ランダムフォレスト、多層パーセプトロン、人工ニューラルネットワーク(ANN)の計8つである。この中で最も精度が高いモデルを流木発生ポテンシャルの推定に用いることとした。なお、機械学習にはプログラミング言語のPythonを用いた。

#### 3. 6. 2 本研究における流木発生ポテンシャルの定義

流木発生ポテンシャル<sup>1)</sup>定義は、以下の式(1)の通りである。

$$V_i = \sum_k \beta_k A_{ki} \quad (1)$$

ここで、 $V_i$ ：任意の橋梁における流木発生ポテンシャル( $\text{km}^3$ )、 $\beta_k$ ：単位広さ当たりの森林における特定の樹木の種類  $k$  ごとの流木流出量( $\text{m}^3/\text{km}^2$ )、 $A_{ki}$ ： $i$  地点の集水面積内における流木発生源上の森林面積( $\text{km}^2$ )である。なお、本研究では先行研究にならい、 $\beta_k$ は、針葉樹：1000、広葉樹：100、無木地：

0 と経験的な数値を用いた。

「急傾斜地の崩壊による被害の防止に関する法律」によると、斜面崩壊の発生可能性が高い急斜面を、傾斜角が 30 度以上と限定しているため、斜角 30 度以上かつ崩壊予測で崩壊判定された箇所を流木発生源とした。また、発生する土砂が到達できる最大距離を推定する経験式<sup>13)</sup>を用いて、斜面縦断形状から斜面崩壊により発生した流木が河道に到達する距離を以下の式(2)のように定義し、到達距離外の倒木は流木発生量に含めないこととした。

$$H/L_{max} = 0.73 \tan\theta - 0.21 \quad (2)$$

ここで、 $\theta$  : 傾斜角度,  $H$  : 標高差である。

矢野ら<sup>12)</sup>によると、従来の流木発生ポテンシャルは、対象流域内の流木発生量の最大値を求めるもので、実際の発生量よりも過大評価になる可能性があることが示唆されている。そこで本研究では、上述の通り、機械学習による斜面災害の危険度評価の結果を用いて、ある程度斜面崩壊エリアを絞り込むことで、実際の流木発生量に近い指標の算出を試みた。

### 3. 6. 3 機械学習による斜面崩壊の危険度評価

各機械学習手法による斜面崩壊の危険度予測の精度比較の結果を図-18 に示す。精度評価の指標には、AUC(Area Under Curve)を使用した。同図より、スタッキングの AUC が最も高く予測精度が高いと評価されたため、この結果を用いて流木発生ポテンシャルを算出した。図-19 に十勝川流域の危険度評価の結果を地図上に図示する。主に標高が高い北西部に集中して危険度が高い地域が分布することがわかる。

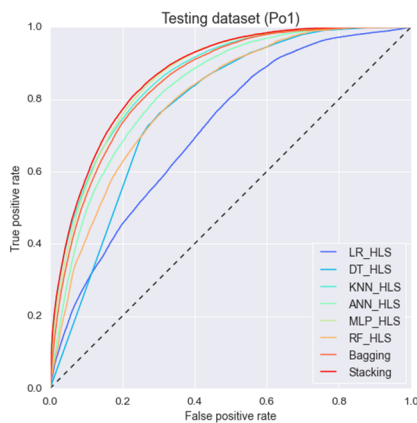


図-18 各機械学習モデルの AUC 比較

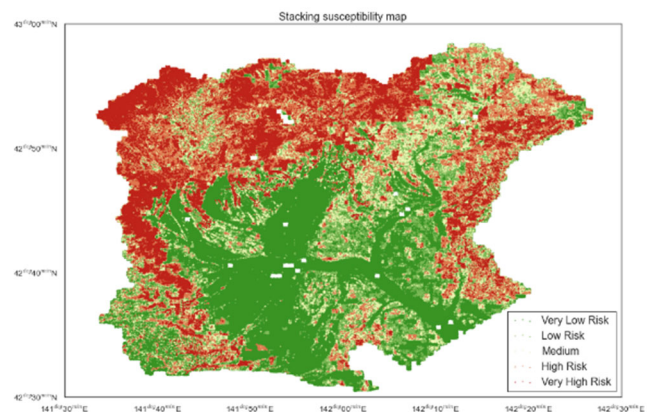


図-19 スタッキングによる斜面崩壊危険度予測

### 3. 6. 4 スタッキングによる斜面崩壊の危険度評価を用いて推定した流木発生ポテンシャル

機械学習 (スタッキング) による危険度評価の結果を用いて、主要橋梁地点における流木発生ポテンシャルを算出した結果を図-20 に示す。同図から、上流から下流にかけて、流木発生ポテンシャルが増加していることが読み取れる。特に、北西部では斜面崩壊の規模が大きくなると評価されていたため、その下流の流木発生ポテンシャルも大きくなった。

次に、算出した流木発生ポテンシャルを用いて流木捕捉率と流木捕捉量を計算した結果を図-20 と図-21 に示す。橋梁 A の流木発生ポテンシャルは、他の橋梁と比べて相対的に低い値を示しているにもかかわらず、流木捕捉率が高いために流木捕捉量が最も高い値となった。

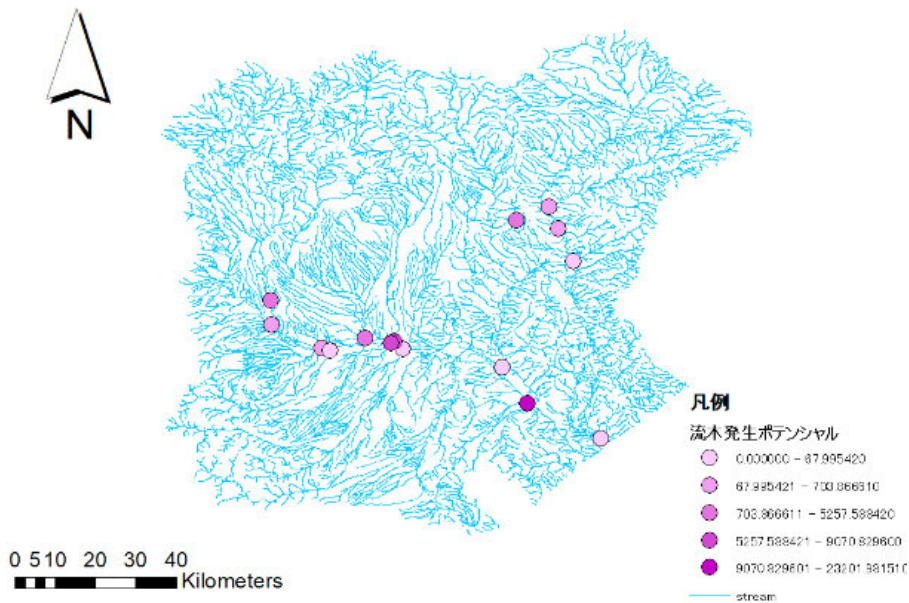


図-20 流木発生ポテンシャルの分布



図-21 流木捕捉率

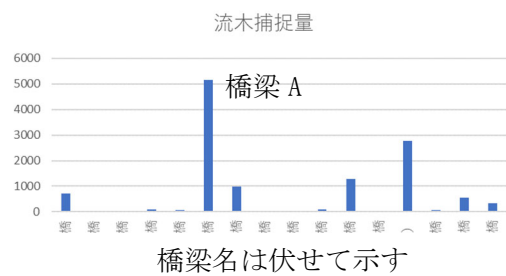


図-22 流木捕捉量

以上から、機械学習による斜面災害発生の危険度に基づいて、流木発生ポテンシャルを算出することで、より信頼性が高い評価法へと改良することができた。また、実際の流木発生量との比較は現時点ではできないものの、橋梁ごとの流木災害リスクの相対評価ができた。今後の災害履歴情報や高精度の国土数値情報の蓄積、学習モデルの改善により危険度予測精度、ならびに流木発生量の推定精度の向上が期待できる。本研究では完遂できなかったものの、本手法に基づいて推定された流木発生ポテンシャルにより求められた各橋梁の流木捕捉量の予測値を、橋梁災害危険度評価の素因情報として導入することで、橋梁災害の危険度予測の精度の向上に寄与することが期待される。

【参考文献】

- 11) 角田富士夫, 林宏親, 江川拓也: 直接基礎橋脚の洗掘危険度評価に関する被災要因の判別分析, 地盤工学会北海道支部技術報告集, No. 62, pp.193-200, 2022.
- 12) 矢野真一郎, 土橋将太, 堂菌俊多, 笠間清伸, 北隆範: 流木発生ポテンシャルの概念に基づく花月川の橋梁における流木災害リスク評価, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol. 72, No. 4, pp. I\_289-I\_294, 2016.
- 13) 森脇寛: 崩土の到達距離予測, 地すべり, Vol.24, No.2, pp.10-16, 1987.

#### 4. 今後の課題

今後は、データベース整備の対象を道内の他地域にも広げて危険度予測を行う。加えて、使用した素因以外にも、湾曲角、流木発生ポテンシャルなどの追加素因の検討や誘因となる降雨情報を説明変数に組み込むことを検討し、対象地域内で精度の高い評価手法の確立を目指す。